

---

# Réseaux Bayésiens et quelques applications en traitement d'images

**Abdessalem Bouzaieni**<sup>1</sup>

LORIA-UMR 7503  
Université de Nancy 2  
BP 239, 54506 Vandoeuvre-les-Nancy, France  
email : {abdessalem.bouzaieni@loria.fr}

---

*RÉSUMÉ. Les réseaux Bayésiens sont actuellement une des techniques les plus intéressantes de l'intelligence artificielle car ils allient la lisibilité d'une représentation de la connaissance par un graphe causal intuitif à l'efficacité d'une représentation « distribuée » des données qui tient compte de l'incertitude dans le raisonnement. Ils sont utilisés dans nombre d'applications. Cet article présente quelques notions sur le concept des réseaux Bayésiens. Nous présentons également quelques applications dans le domaine du traitement d'images.*

*ABSTRACT. Bayesian networks are currently one of the most interesting techniques of artificial intelligence. They combine the readability of a knowledge representation by an intuitive causal graph and the effectiveness of a data representation that takes into account the uncertainty in reasoning. They are used in various applications. This paper presents some ideas on the concept of Bayesian networks. We also present some applications in the field of image processing.*

*MOTS-CLÉS : réseau Bayésien, inférence, apprentissage, annotation d'images, classification d'images.*

*KEYWORDS: Bayesian network, inference, learning, image annotation, image classification.*

---

<sup>1</sup>. sous la direction de Salvatore TABBONE

## 1. Introduction

Les réseaux Bayésiens constituent un ensemble de méthodes statistiques utilisées pour modéliser des problèmes, extraire de l'information et prendre des décisions. Ils sont un formalisme de raisonnement probabiliste de plus en plus utilisé dans plusieurs domaines tels que l'industrie, la finance et le traitement d'images. Cet article est organisé comme suit : tout d'abord, nous allons brièvement définir les réseaux Bayésiens, l'apprentissage et l'inférence. Ensuite, nous présentons quelques applications des réseaux Bayésiens pour la classification et l'annotation d'images.

## 2. Réseaux Bayésiens

Un réseau Bayésien est un modèle graphique probabiliste représentant un ensemble de variables aléatoires représentées par des nœuds, liés par des arcs orientés et accompagnés de leurs indépendances conditionnelles. D'une façon formelle, un réseau Bayésien est défini par :

- Un graphe acyclique orienté  $G = (V, E)$ , où  $V$  est l'ensemble des nœuds de  $G$ , et  $E$  est l'ensemble des arcs de  $G$  ;
  - Un espace probabilisé fini  $(\Omega, Z, p)$  ;
  - Un ensemble de variables aléatoires associées aux nœuds du graphe et définies sur  $(\Omega, Z, p)$ , telles que :  $p(V_1, V_2, \dots, V_n) = \prod_{i=1}^n p(V_i | C(V_i))$  [1]
- Où  $C(V_i)$  est l'ensemble des causes (parents) de  $V_i$  dans le graphe  $G$ .

## 3. Apprentissage

Pour définir un réseau Bayésien, il faut définir la structure et les paramètres du réseau. L'apprentissage de structure consiste à trouver le meilleur graphe représentant le problème à résoudre. Dans certains cas, la structure du réseau Bayésien est fournie *a priori* par un expert. Par contre, la détermination de cette structure à partir de données est une problématique NP-difficile pour laquelle de nombreuses méthodes d'apprentissage automatique ont été proposées. Ces méthodes peuvent être classées en deux familles. Le principe de la première famille est la détermination, à partir des données, des relations d'indépendance conditionnelle entre les variables en utilisant des tests statistiques. Le nombre des tests statistiques croît exponentiellement avec le nombre de nœuds. On préfère donc maximiser des fonctions de score, ce qui est le but de la deuxième famille.

L'apprentissage des paramètres est une étape primordiale dans les réseaux Bayésiens. Elle consiste à supposer que la structure du réseau a été fixé et à estimer les distributions de probabilités (ou les lois des paramètres correspondants) à partir d'une base d'exemples. Elle peut être effectuée avec un simple apprentissage statistique ou bayésien si la base est complète, et avec l'algorithme EM (Dempster *et al.*, 1977) dans le cas de données manquantes.

#### 4. Inférence

L'utilisation essentielle des réseaux Bayésiens est le calcul des probabilités conditionnelles d'événements reliés les uns aux autres par des relations de cause à effet. Cette utilisation s'appelle inférence. Vu la correspondance entre la structure graphique et la structure probabiliste, les problèmes de l'inférence sont ramenés à des problèmes de la théorie des graphes. On l'utilise pour calculer des probabilités marginales sur les nœuds en présence ou absence de variables observées aussi appelées « évidence ». De point de vue mathématique, il s'agit de calculer  $P(X|e)$ . Où  $X$  désigne l'ensemble des variables aléatoires et  $e$  une instantiation possible de tout ou partie de l'ensemble de  $X$ . Plusieurs approches ont été développées pour résoudre le problème de l'inférence et on distingue deux classes d'algorithmes d'inférence : les algorithmes exacts et les algorithmes approchés. Les méthodes d'inférence exactes exploitent les indépendances conditionnelles contenues dans les réseaux et donnent à chaque inférence les probabilités *a posteriori* exactes. Lorsque la dimension des réseaux Bayésiens augmente, le temps de calcul est de plus en plus important. Dans ce cas, on utilise des approches approximatives.

#### 5. Applications en Traitement d'images

Les réseaux Bayésiens permettent de traiter des caractéristiques de diverses natures (continues et discrètes) et des données manquantes, ce qui permet d'utiliser des caractéristiques visuelles et textuelles pour classifier les images, et d'annoter ou d'étendre l'annotation aux images non annotées ou partiellement annotées.

##### 5.1. Classification

Les classificateurs Bayésiens ont été largement utilisés en classification d'images, et continuent de l'être. Ils utilisent des méthodes basées sur le Théorème de Bayes afin de déterminer les probabilités d'associer certaines classes à certains objets selon les données d'apprentissage. Si on dispose de  $N$  images représentées par un ensemble de caractéristiques (descripteurs de couleurs ou de formes par exemples)  $f_1, f_2, \dots, f_n$ , on calcule  $P(c_i|f), \forall i \in 1, 2, \dots, C$  et on affecte l'observation  $f$  à la classe  $i$  pour laquelle la probabilité *a posteriori*  $P(c_i|f)$  est maximale. Les réseaux Bayésiens classificateurs les plus classiques sont : le Naïve Bayes, le TAN (Friedman *et al.*, 1997) et le FAN (Lucas, 2002). Les classificateurs Bayésiens sont simples et efficaces, malgré les hypothèses d'indépendance entre les variables, et les hypothèses sur les distributions de probabilités des variables, qui ne sont pas toujours vérifiées dans la réalité.

##### 5.2. Annotation

L'annotation d'images est une manière d'associer de la sémantique à une image. En effet, elle consiste à assigner à chaque image, une légende ou des mots clés décrivant le contenu sémantique de l'image. Elle peut être utilisée pour une indexa-

tion textuelle des images et permet donc d'améliorer la classification et la recherche des images. Si on dispose d'une base d'images partiellement annotées, on peut se servir de la capacité des réseaux Bayésiens à traiter des données manquantes pour étendre l'annotation aux images non annotées. Dans (Barrat et Tabbone, 2008), Barrat et Tabbone ont proposé un modèle de mélange de lois de Bernoulli et de mélanges de Gaussiennes (GM-B). Dans ce modèle, l'échantillon des caractéristiques visuelles (variables continues) suit une loi dont la fonction de densité est une densité de mélange de Gaussiennes, et les variables discrètes (mots-clés) suivent une distribution de Bernoulli. Une structure de naïve Bayes étendu a été mise en place. Le nœud de classification représente la classe. Deux nœuds sont utilisés pour modéliser les caractéristiques visuelles : un nœud "Composante" pour représenter le nombre de gaussiennes et un nœud "Gaussienne" pour représenter chaque Gaussienne. Les caractéristiques textuelles sont modélisées par n nœuds différents représentant les n mots clés utilisés pour annoter les images. L'algorithme EM est utilisé pour l'apprentissage des paramètres et pour résoudre le problème des données manquantes. L'algorithme des messages locaux (Kim et Pearl, 1983) est utilisé dans l'étape d'inférence pour classer les images et étendre l'annotation aux images partiellement annotées. Ce modèle permet d'étendre automatiquement des annotations existantes à des images partiellement annotées et de prendre en compte les relations sémantiques entre les annotations des images.

## 6. Conclusion

Les réseaux Bayésiens constituent une solution très prometteuse en traitement d'image, d'une part grâce à leur structure graphique très attractive et simple. D'autre part, ils ont la capacité de rassembler et de fusionner des connaissances de diverses natures dans un même modèle. Les réseaux Bayésiens sont donc un outil très répandu dans la représentation de la connaissance, ce qui explique leur utilisation pour l'annotation et la classification des images.

## 7. Bibliographie

- Barrat S., Tabbone S., « Classification and Automatic Annotation Extension of Images Using Bayesian Network », *SSPR/SPR*, p. 937-946, 2008.
- Dempster A. P., Laird N. M., Rubin D. B., « Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm », *The Royal Statistical Society*, vol. 39, n° 1, p. 1-38, 1977.
- Friedman N., Geiger D., Goldszmidt M., « Bayesian Network Classifiers », *Machine Learning*, vol. 29, n° 2-3, p. 131-163, 1997.
- Kim J., Pearl J., « A computational model for combined causal and diagnostic reasoning in inference systems », *IJCAI*, p. 190-193, 1983.
- Lucas P., « Restricted Bayesian Network Structure Learning », *Probabilistic Graphical Models*, n° 1, p. 217-232, 2002.